

) УДК 622.691

НЕЧІТКА МОДЕЛЬ СТАТИКИ ВІДЦЕНТРОВОГО НАГНІТАЧА ПРИРОДНОГО ГАЗУ

М. І. Горбійчук, М. І. Козутяк

ІФНТУНГ, 76019 м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, тел. (03422) 4-60-67,

e-mail: public@ifdtung.if.ua)

Рассматриваются возможности построения статических характеристик центробежных нагнетателей газа на основании нечеткой логики. Представлены итоги приближения характеристик с использованием Sugeno-метода логического вывода.

The possibilities of constructing of the static performances of centrifugal superchargers of gas are estimated on the basis of the indistinct approach. The totals of nearing of the performances with usage of a Sugeno-method of an inference are introduced.

Відцентрові нагнітачі природного газу характеризуються своїми приведеними характеристиками, а саме:

відносна потужність

$$\left[\frac{N}{\rho_n} \right]_{np} = f(Q_{np})$$

політропний коефіцієнт корисної дії $\eta_{пол} = f(Q_{np})$;
ступінь стиснення $\varepsilon = f(\bar{n}, Q_{np})$,

де: $\bar{n} = [n/n_n]_{np} = \frac{n}{n_n} \sqrt{\frac{Z_{np} \cdot [T_n]_{np} \cdot R_{np}}{Z \cdot T_n \cdot R}}$ - приведені

оберти; $Q_{np} = \frac{n_n}{n} \cdot Q$ - приведена об'ємна витрата; $Z_{np}, [T_n]_{np}, R_{np}$ -параметри приведення характеристик, відповідно коефіцієнт стисливості, температура та газова постійна; Z, T_n, R - ті ж параметри за реальних умов; n, n_n -поточні та номінальні оберти; Q -об'ємна витрата на всмоктуванні нагнітача.

Дані залежності представлені графічно і є паспортними характеристиками нагнітача, які описують статистику його роботи. При розв'язанні оптимізаційної задачі керування компресорними станціями виникає необхідність в представленні даних залежностей аналітичними виразами. Апроксимація вказаних залежностей можлива різноманітними способами, проте найчастіше застосовують метод найменших квадратів зі знаходженням поліноміальної моделі. Однак не завжди з достатньою для практики точністю вдається знайти бажане наближення.

Таблиця 1-Табульовані залежності $\eta_{пол}$ та N_{np}

$Q_{np}, \text{м}^3/\text{хв}$	$N_{np}, \text{кВт}/(\text{кг}/\text{м}^3)$	$\eta_{пол}$
350	453,7	0,73
400	502,6	0,779
450	546,3	0,816
500	583,5	0,838
550	615,7	0,846
600	644	0,838
650	666,9	0,819
700	686,4	0,7895
740	698	0,76

Тут пропонується побудова апроксиматора з використанням нейро-фазі методів. Fuzzy-модель статистики нагнітача ґрунтується на теорії нечітких множин з використанням Takagi-Sugeno-Kang (далі Sugeno-) методу логічного висновку, де дефазифікація здійснюється із застосуванням singleton-функцій нульового або першого порядку (використано пакет програм Matlab, а саме інструментарій Fuzzy Logic Toolbox). Цей метод використаний для апроксимації приведених характеристики нагнітача типу PCL-804-2, табульована характеристика якого представлена в табл. 1-2.

Суть методу полягає в синтезі структури Sugeno-fuzzy-моделі, виборі типу функцій належності і їх кількості для вхідних та вихідних змінних з точністю до параметрів на першому етапі моделювання і уточнення цих параметрів за допомогою нейро-адаптивного підходу на другому етапі.

Таблиця 2-Табульована залежність $\varepsilon = f(\bar{n}, Q_{np})$

$Q_{np}, \text{м}^3/\text{хв}$	Ступінь стиснення ε								
	Приведені оберти n_{np}								
	0,7	0,75	0,8	0,85	0,9	0,95	1	1,05	1,1
350	1,236	1,277	1,312	1,365	1,41	1,461	1,521	1,576	1,643
400	1,231	1,27	1,307	1,357	1,404	1,452	1,512	1,568	1,633
450	1,224	1,264	1,303	1,347	1,395	1,441	1,502	1,555	1,618
500	1,22	1,259	1,296	1,337	1,387	1,433	1,495	1,544	1,603
550	1,215	1,256	1,293	1,331	1,379	1,424	1,482	1,533	1,588
600	1,207	1,249	1,283	1,321	1,367	1,415	1,465	1,518	1,573
650	1,2	1,233	1,27	1,307	1,35	1,395	1,445	1,497	1,549
700	1,19	1,219	1,253	1,287	1,324	1,369	1,417	1,462	1,514
740	1,165	1,198	1,225	1,259	1,295	1,339	1,382	1,429	1,474

Таблиця 3-Результати параметричної оптимізації

Вхідні нечіткі змінні		Вихідна нечітка змінна	
терми	Параметри mf_in [a1 c1 a2 c2]	терми	Параметри mf_out [p, q, r]
Q_{np}^*		ε^*	
q1	[0.07692; 252,5; -0.0676; 447.5]	eps1	[-0.0001277; 0.758 ; 0.7512]
q2	[0.04431; 447.5; -0.0192; 642.5]	eps2	[-0.0001666; 0.9585; 0.6079]
q3	[0.01152; 642.5; -0.0782; 837.5]	eps3	[-0.0002283; 1.224 ; 0.3754]
n^*		eps4	[-0.0001185; 0.8075; 0.7138]
n1	[75; 0.600; -75.0; 0.7978]	eps5	[-0.0001766; 0.9448; 0.6236]
n2	[75; 0.821; -75.0; 0.935]	eps6	[-0.0002811; 1.079; 0.5547]
n3	[75; 0.9991; -75.0; 1.2]	eps7	[-0.0004261; 0.6214; 1.045]
		eps8	[-0.000606; 0.7906 ; 1.03]
		eps9	[-0.0007918 ; 0.934 ; 1.028]

Для пошуку параметрів функцій належності та параметрів Sugeno- виводу при заданій структурі fuzzy-моделі застосовано нейро- адаптивні пошукові алгоритми параметричної оптимізації. В інструментарії Fuzzy Lodic Toolbox підтримуються два методи параметричної оптимізації : зворотного розповсюдження помилки та гібридний, який поєднує перший з методом найменших квадратів. Нечіткі вхідні змінні можуть задаватись термами з функціями належності різного типу, зокрема трикутними, трапецеїдальними, П-подібними, сигмоїдальними тощо.

Однак в нашому випадку нечіткі змінні Q_{np}^* та n^* мають терми з функціями належності mf комбінованого сигмоїдального типу (рис.1а)

$$mf(x, [a1 \ c1 \ a2 \ c2]) = f_1(x, a1, c1) \cdot f_2(x, a2, c2),$$

де $f(x, a, c) = 1 / (1 + e^{-a(x-c)})$ -сигмоїдальна функція ;
a і c –параметри.

Sugeno- вивід лінійного типу для залежності $\varepsilon = f(\bar{n}, Q_{np})$ будується у формі

$$\text{if } x \text{ is } A \text{ and } y \text{ is } B \text{ then } z = p \cdot x + q \cdot y + r,$$

де p, q, r- константи, які визначаються в процесі адаптації; x та y- нечіткі вхідні змінні (Q_{np}^* та n^*) нечітких множин A і B. Для встановлення чіткого значення виходу ε використовується один з методів дефазифікації, який підтримується Sugeno- виводом – середнє зважене значення або зважена сума.

Процедура адаптації забезпечується функцією **anfis** з використанням як навчальної вибірки, наведеною в табл.2. При цьому на початку процедури навчання в **anfis** автоматично генерується типова структура fuzzy-моделі з точ-

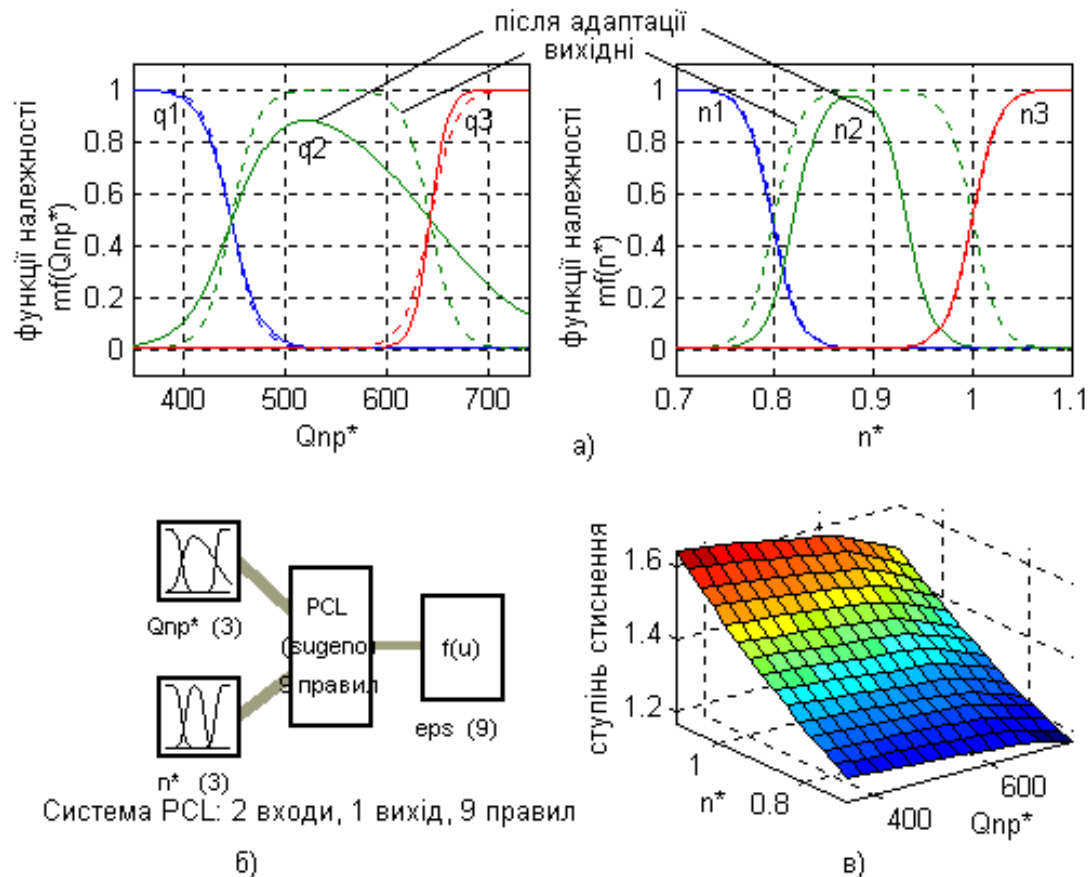


Рисунок 1-Результати синтезу і моделювання fuzzy-моделі апроксиматора з нейроадаптацією

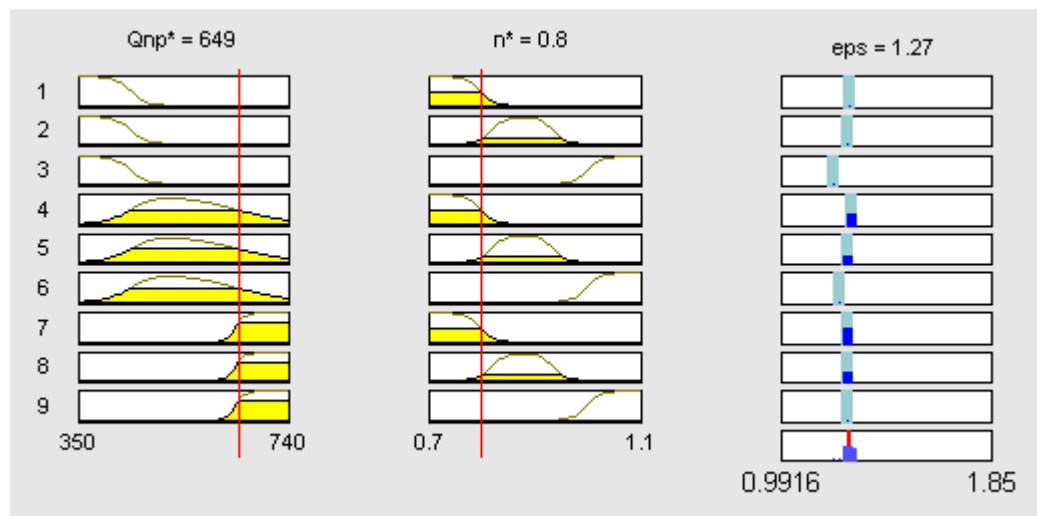


Рисунок 2-Ілюстрація роботи Sugeno-виводу

ністю до параметрів функцій належності, представлена на рис 1.6, і встановлюються правила логічного Sugeno-виводу

1. If (Q_{np}^* is $q1$) and (n^* is $n1$) then (ϵ^* is $eps1$)
2. If (Q_{np}^* is $q1$) and (n^* is $n2$) then (ϵ^* is $eps2$)
3. If (Q_{np}^* is $q1$) and (n^* is $n3$) then (ϵ^* is $eps3$)
4. If (Q_{np}^* is $q2$) and (n^* is $n1$) then (ϵ^* is $eps4$)
5. If (Q_{np}^* is $q2$) and (n^* is $n2$) then (ϵ^* is $eps5$)

6. If (Q_{np}^* is $q2$) and (n^* is $n3$) then (ϵ^* is $eps6$)
7. If (Q_{np}^* is $q3$) and (n^* is $n1$) then (ϵ^* is $eps7$)
8. If (Q_{np}^* is $q3$) and (n^* is $n2$) then (ϵ^* is $eps8$)
9. If (Q_{np}^* is $q3$) and (n^* is $n3$) then (ϵ^* is $eps9$)

Зупинка алгоритму відбувається за точністю апроксимації або за кількістю циклів. Результати дії нейро-адаптивного алгоритму наведені на рис.1. Встановлені наступні фіна-

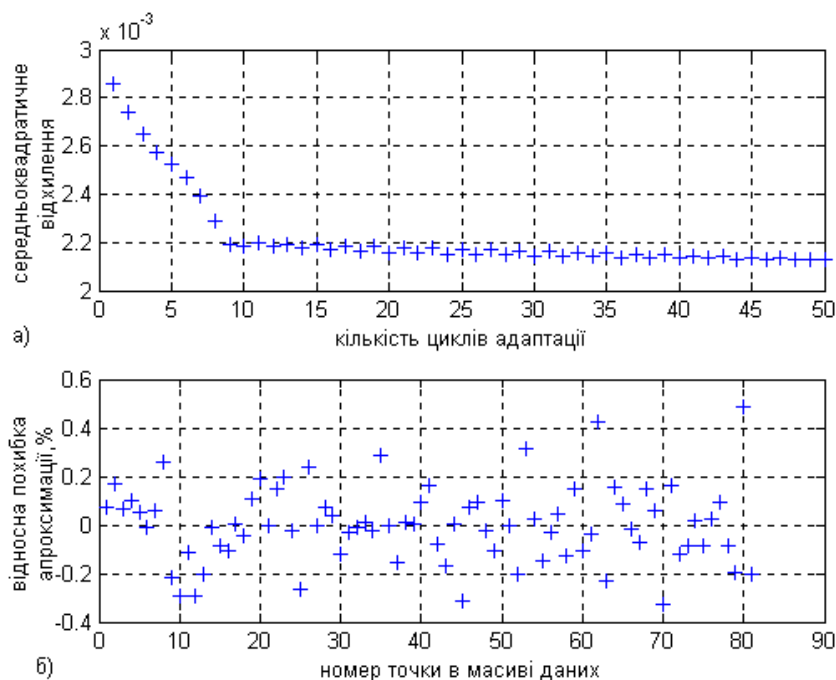


Рисунок 3- Оцінка похибки апроксимації $\varepsilon = f(\bar{n}, Q_{np})$

Таблиця 4 - Підсумкові результати моделювання залежності $\varepsilon = f(\bar{n}, Q_{np})$

Кількість термів для Q_{np}^* та n^*	Максимальне відносне відхилення, %	Середньоквадратичне відхилення	Вигляд поверхні відклику
3	0.5(рис.2б)	0.0021(рис.2а)	Гладка(рис.1в)
4	0.21	0.00094	Гладка, монотонна
5	0.15	0.00061	Спотворена, хвиляста

льні параметри для функцій належності, які наведені в табл.3.

Робота синтезованої fuzzy-моделі ілюстрована на рис.2. Все графічне поле на ньому розбито на три сектори. Перші два сектори закріплені за вхідними змінними Q_{np}^* та n^* , а останній відводиться для вихідної змінної $\varepsilon^*(eps)$. Кожний сектор поділений на 9 графічних підвікон (за кількістю логічних правил). У підвікні входів зображений терм, який ініційований даним правилом, і результат фазифікації для відповідного значення нечіткого вхідного параметра, а у підвікні виходу відтворений результат дії цього правила з застосуванням Sugeno-виводу лінійного типу. Нижнє 10 підвікно виходу дає кінцевий результат після дефазифікації з використанням методу середнє зважене значення.

Поверхня відклику нечіткої моделі при зміні нечітких вхідних параметрів Q_{np}^* та n^* (рис.1в) є гладкою, що підтверджує добру роботу алгоритму нечіткого виводу. Виконана

оцінка точності fuzzy-моделі, графічна інтерпретація якої представлена на рис.3. Проводилось моделювання при декількох варіантах структури моделі і одержані результати подані в табл.4

Досліджена також можливість апроксимації однопараметричних залежностей $\eta_{пол}=f(Q_{np})$ та $N_{np}=f(Q_{np})$. Навчальною вибіркою слугували табульовані паспортні характеристики нагнітача (табл.2). Для вхідної нечіткої змінної прийняті терми з функціями належності сигмоїдального типу, а вихідний параметр задавався singleton-функцією першого порядку. Процедура навчання fuzzy-моделей з 50 циклами адаптації дає прекрасні результати апроксимації вже навіть при двох вхідних термах. Підсумкова оцінка середньоквадратичного відхилення σ та максимальної відносної похибки δ синтезованих апроксиматорів представлена в табл.5.

Таблиця 5-Оцінка точності апроксимації однофакторних характеристик нагнітача

Кількість термів для Q_{np}	Модель $\eta_{пол}=f(Q_{np})$		Модель $N_{np}=f(Q_{np})$	
	$\delta, \%$	σ	$\delta, \%$	σ
2	0.05	$3.9 \cdot 10^{-4}$	0.065	1.09
3	0.06	$2.5 \cdot 10^{-4}$	0.008	0.407
4	0.0055	$5.6 \cdot 10^{-5}$	0.001	0.184

Результати моделювання та дослідження нечіткої моделі дають підстави зробити такі висновки:

1. Достатньої для практики точності апроксимації двофакторної залежності $\varepsilon = f(\bar{n}, Q_{np})$ вдається добитись при 3-4 термах для кожної вхідної змінної. При 5 і більше термах алгоритм логічного виводу спотворює поверхню відклику в проміжних точках, а для однофакторних - при двох термах.

2. Для апроксимації функціональних залежностей приведених характеристик нагнітачів доцільно використовувати комбіновані функції належності сигмоїдального типу, оскільки трикутні, трапецеїдальні, П-подібні та інші форми погано деформуються в процесі адаптації і не забезпечують заданої точності апроксимації.

3. При збільшенні кількості циклів адаптації не вдається досягти суттєвого поліпшення точності апроксимації, адже значне згасання похибки завершується через 10-20 циклів роботи.

Література

1. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. - Горячая линия-Телеком, 2001.-382 с.
2. Sugeno, M., "Fuzzy measures and fuzzy integrals: a survey," (M.M.Gupta, G. N. Saridis, and B.R. Gaines, editors) *Fuzzy Automata and Decision Processes*, pp. 89-102, North-Holland, New York, 1977.
3. Sugeno, M., *Industrial applications of fuzzy control*, Elsevier Science Pub. Co., 1985.
4. Wang, L.-X., *Adaptive fuzzy systems and control: design and stability analysis*, Prentice Hall, 1994.